8П

УДК 004.032.26

В.В. Поліновський, А.М. Короненко
Вищий навчальний заклад «Відкритий міжнародний університет
розвитку людини «Україна»», м. Київ, Україна
loro@rambler.ru

Використання нейроподібних зростаючих мереж для моделювання «нервової діяльності» в інтелектуальних системах

У статті розглянуто можливість використання нейроподібних зростаючих мереж для створення штучного інтелекту на основі моделювання нейрофізіологічних властивостей мозку – безумовних та умовних рефлексів.

«Если бы животное не было... точно приспособлено к внешнему миру, то оно скоро или медленно перестало бы существовать... Оно так должно реагировать на внешний мир, чтобы всей ответной деятельностью его было обеспечено его существование.»

И.П. Павлов

Вступ

Останніми роками зростає потреба в автоматизованих інтелектуальних системах, які змогли б ефективно використовувати наявні ресурси та виконувати різні завдання як для мирних, так і для військових цілей.

Дослідження біологічних та створення штучних нейронів дали змогу на їхній основі будувати обчислювальні системи, що можуть самостійно взаємодіяти із зовнішнім світом.

Мета даної статті – перевірити, чи достатньо ефективно використання нейроподібної зростаючої мережі для моделювання «нервової діяльності» в інтелектуальних системах; з'ясувати актуальність моделювання «нервової діяльності» в інтелектуальних системах; описати нову концепцію створення штучного інтелекту на основі моделювання нейрофізіологічних властивостей мозку – безумовних та умовних рефлексів.

Аналіз останніх досліджень та виділення не вирішених раніше частин проблеми

Нині на основі штучних нейронних мереж будують різні системи, що вирішують такі задачі, як розпізнавання мовлення, зображень, діагностика захворювань, управління виробництвом, передбачення та психодіагностика.

Найвідоміший клас нейронних мереж – персептрони. Для них встановлено два важливих факти, що знаходять застосування в практичних завданнях: можливість класифікації (об'єктів) та можливість апроксимації (меж класів і функцій) [1]. Персептрони дозволяють створити набір «асоціацій» між вхідними стимулами і необхідною реакцією

на виході. У біологічному плані це відповідає перетворенню, наприклад, зорової інформації в фізіологічну відповідь від рухових нейронів. Основна математична задача, з якою він справляється, – це лінійний поділ будь-яких нелінійних множин. У багатошаровому персептроні немає зворотних зв'язків. Такі моделі називаються мережами прямого поширення. Вони не мають внутрішнього стану і не дозволяють без додаткових прийомів моделювати розвиток динамічних систем.

Далі карти Кохонена, що самоорганізовуються, мають властивість збереження топології, яка відтворює важливий аспект карт ознак у корі головного мозку високоорганізованих тварин. Є методом проектування багатовимірного простору в простір з більш низькою розмірністю (найчастіше, двовимірне), застосовується також для вирішення задач моделювання, прогнозування, розпізнавання мовлення, зображень, у завданнях управління (керування), для вирішення задач моделювання, прогнозування [2].

Наступна мережа Хопфілда – це перша асоціативна мережа, де використовується структура з одного рівня, в якій вихідний вектор з'являється на виході тих же нейронів, на які надходить вхідний вектор [3]. У таких мережах вагові коефіцієнти синапсів розраховуються тільки один раз, перед початком функціонування мережі, на основі інформації про оброблювані дані, і все навчання мережі зводиться саме до цього розрахунку. Мережа фактично просто запам'ятовує зразки до того, як на її вхід надходять реальні дані, і не може змінювати свою поведінку, тому говорити про ланку зворотного зв'язку зі «світом» (вчителем) не доводиться. Така мережа може бути використана як автоасоціативна пам'ять, як фільтр, а також для вирішення деяких задач оптимізації [4]. Автоасоціативною пам'яттю називають пам'ять, яка може завершити чи виправити образ, але не може асоціювати отриманий образ з іншим образом. Даний факт є результатом однорівневої структури асоціативної пам'яті, в якій вектор (зразок деякого класу) з'являється на виході тих же нейронів, на які надходить вхідний вектор.

Перераховані нейронні мережі не підходять для моделювання «нервової діяльності» в інтелектуальних системах. Бо мають такі основні недоліки, як проблема локального мінімуму, тимчасова нестійкість і параліч мережі. Вирішення саме цих проблем є головним при моделюванні «нервової діяльності» в інтелектуальних системах.

Для вирішення проблеми створення інтелектуальних систем, які здатні навчатися та розв'язувати інтелектуальні задачі в різних галузях людської діяльності, найкраще підходить новий клас нейронних мереж – нейроподібна зростаюча мережа. Нейроподібна зростаюча мережа (НЗМ) являє собою зростаючу, динамічну структуру, що змінюється залежно від значення і часу надходження інформації на рецептори, а також попереднього стану мережі. У ній інформація про поняття, об'єкти і ситуації зовнішнього (фізичного) світу представляється ансамблями збуджених нейроподібних елементів мережі і зв'язками між ними [3].

Відкриття І.П. Павловим принципу умовнорефлекторного зв'язку – умовного рефлексу, основного і найхарактернішого виду діяльності головного мозку, на якому побудована вища нервова діяльність і майже всі поведінкові акти високоорганізованого організму, дозволило фізіологам дослідити і отримати повніше уявлення про роботу мозку [5]. Нині стало очевидно, що моделювання окремих психофізіологічних властивостей мозку як розрізнених компонентів системи не ефективно.

Автор пропонує нову концепцію створення систем штучного інтелекту на основі моделювання нейрофізіологічних властивостей мозку з використанням нейроподібних зростаючих мереж. Нейроподібні зростаючі мережі в процесі сприйняття інформації

та навчання перебудовують свою структуру, і таким чином в ній формується внутрішній (віртуальний) світ, адекватний фізичному.

Тому необхідно, спираючись на цю нову концепцію та дослідження нейрофізіологів про механізми організації умовних та безумовних рефлексів, розробити модель, в якій будуть реалізовані основні функції нервової діяльності на основі нейронної мережі. Побудована модель надасть змогу в майбутньому створити інтелектуальні системи зі штучною свідомістю.

Фізіологія вищої нервової діяльності

Формування психологічної діяльності будується за принципом рефлексу. Відомий нейрофізіолог І.М. Сєченов, проводячи свої дослідження, дійшов висновку, що всі акти свідомого та несвідомого життя за способом походження є рефлексами. У своїх наукових роботах він дослідив, як з часом вроджені (безумовні) рефлекси ускладнюються та вступають в різноманітні зв'язки один з одним, утворюючи всю складність людської поведінки (характер, дії, життя в суспільстві). Рефлекс бере свій початок з чуттєвого збудження, що викликане ззовні, а закінчується рухом (рис. 1).

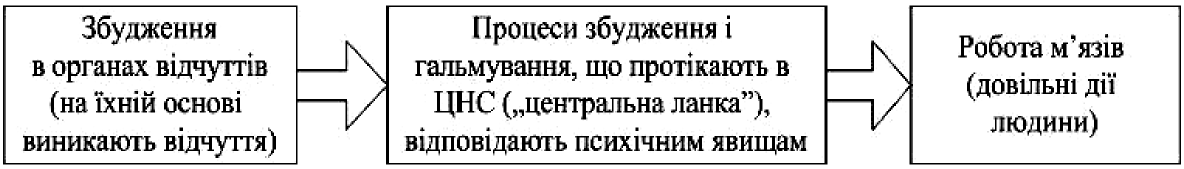


Рисунок 1 – Рефлекторні етапи психічної діяльності за І.М. Сєченовим

Також І.М. Сєченов вказував на те, що асоціація у фізіологічному сенсі є як зв'язок між рефлексами (рис. 2). Процес асоціації він описував як послідовний ряд рефлексів, в якому кінець кожного попереднього зливається з початком наступного в часі. Довільні рухи формуються в процесі індивідуального розвитку організму, коли асоціативні рефлекси повторюються.

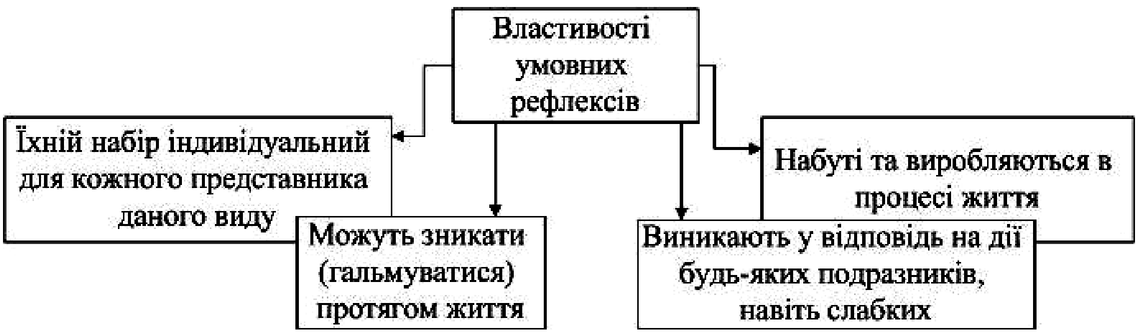


Рисунок 2 – Властивості умовних рефлексів

Внаслідок цього організм набуває таких умінь, що не були передбачені на генетичному рівні (рис. 3). За рахунок такого індивідуального досвіду й повторень починають формуватися навики, набуваються знання, розвивається уява, мовлення та свідомість [6].

За І.П. Павловим, що продовжив розвивати ідеї І.М. Сєченова та створив рефлекторну теорію, основану на трьох принципах: детермінізмі (причинності), структурованості та єдності процесів аналізу і синтезу в складі рефлекторної реакції; навчання, думка, мислення, знання – процес утворення тимчасових зв’язків (умовних рефлексів), а користування ними – розуміння. Умовні рефлекси складають фізіологічну основу індивідуальної пам’яті організму. Нервова система зберігає як безумовні (вроджені) рефлекси, так і умовні (знання, набуті індивідуальним досвідом) [7].



Рисунок 3 – Умови утворення та закріплення умовного рефлексу

Моделювання умовних та безумовних рефлексів у інтелектуальних системах

Для моделювання «нервової діяльності» в інтелектуальних системах візьмемо загальні принципи організації функцій в діяльності мозку, висвітлені фізіологами: П.К. Анохіним, О.Р. Лурієм та Є.Н. Соколовим.

Так, класичний варіант інтегративної діяльності мозку може бути представлений у вигляді взаємодії трьох основних функціональних блоків: 1 – блок прийому та обробки сенсорної інформації, 2 – блок модуляції, активації нервової системи, 3 – блок програмування, запуску та контролю поведінкових актів (рис. 4).

Перший блок прийому та обробки сенсорної інформації – *сенсорні системи (аналізатори)*. Вони виконують функцію прийому та обробки сигналів зовнішнього та внутрішнього середовища. Це багаторівнева система з ієрархічним принципом побудови. Кожен рівень складається з сукупності нервових клітин, аксони яких виходять і переходять на наступний рівень, а аксони верхнього рівня виходять за межі даного аналізатора. Принцип такої побудови сприяє збільшенню кількості паралельних обробок рецепторних потенціалів, що виникають під дією подразників.

Блок модуляції, активації нервової системи. Першим джерелом активації є певні потреби чи внутрішня активність організму. Другим – дія подразників зовнішнього середовища. Апарат, що виконує роль регулятора рівня активності, вибору модуляції й актуалізації пріоритету функцій, називається моделюючою системою мозку.

Блок програмування, запуску та контролю поведінкових актів. Області кори мозку, що відповідають за рух, стоять на виході інтегруючої й координуючої системи мозку й виконують функцію запуску й контролю рухової діяльності, реалізації поведінкових актів [8].

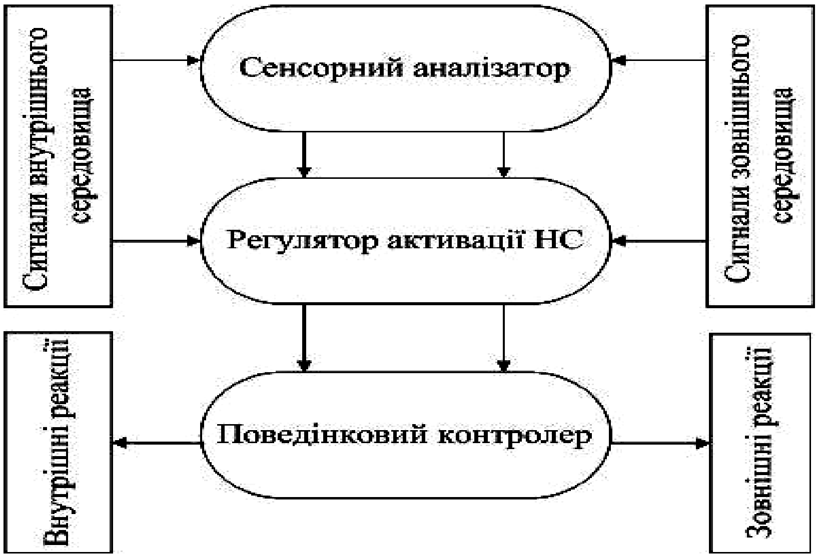


Рисунок 4 – Принцип інтегративної діяльності мозку

Навчання та навички

Нейроподібна зростаюча мережа являє собою ациклічний орієнтований граф зі зваженими зв'язками, в якому нейроподібні елементи є вершинами, а ті вершини, що не мають заходячих дуг, – рецепторами. Рецептори можуть представляти симптоми, параметри, значення фізичних або економічних показників, букви. Ансамблі збуджених нейроподібних елементів відповідають описам слів, фраз, предметів, об'єктів, процесів, ситуацій чи подій. Нейроподібна зростаюча мережа є динамічною структурою, що змінюється в залежності від значення й часу отримання інформації на рецептори, а також попереднього стану мережі. Інформація формується завдяки сукупності стійких зв'язків описуваного об'єкта, забезпечуючи його цілісність. В процесі сприйняття інформації мережа перебудовує свою структуру, запам'ятовуючи, класифікуючи та узагальнюючи цю інформацію.

Клас нейроподібних мереж складається з нейроподібних зростаючих мереж, багатовимірних нейроподібних мереж, рецепторно-ефекторних нейроподібних мереж і багатовимірних рецепторно-ефекторних нейроподібних зростаючих мереж. Для моделювання безумовних і умовних рефлексів використовуються багатовимірні зростаючі рецепторно-ефекторні нейроподібні мережі. Коротко розглянемо багатовимірні зростаючі рецепторно-ефекторні нейроподібні мережі.

Формально вони задаються наступним чином:

$$S = (R, A_r, D_r, P_r, M_r, N_r, A_e, D_e, P_e, M_e, E, N_e),$$
$$R \supset R_v, R_s, R_t, \quad A \supset A_v, A_s, A_t, \quad D \supset D_v, D_s, D_t, \quad P \supset P_v, P_s, P_t,$$
$$M \supset M_v, M_s, M_t, \; N \supset N_v, N_s, N_t, \quad E \supset E_r, E_{d1}, E_{dn}, \quad A \supset A_r, A_{d1}, A_{dn},$$
$$D \supset D_r, D_{d1}, D_{dn}, \; P \supset P_r, P_{d1}, P_{dn}, \quad M \supset M_r, M_{d1}, M_{dn}, \qquad N \supset N_r, N_{d1}, N_{dn},$$

тут R_v, R_s, R_t – скінченна підмножина рецепторів, A_v, A_s, A_t – скінченна підмножина нейроподібних елементів рецепторної зони, D_v, D_s, D_t – скінченна підмножина дуг рецепторної зони, P_v, P_s , P_t – кінцева множина порогів збудження нейроподібних елементів рецепторної зони, що належать, наприклад, візуальному, звуковому, тактильному інформаційним просторам, N_r – кінцева множина змінних коефіцієнтів

зв'язності рецепторної зони, E_r, E_{d1}, E_{dn} – скінченна підмножина ефекторів, A_r, A_{d1}, A_{dn} – скінченна підмножина нейроподібних елементів ефекторної зони, D_r, D_{d1}, D_{dn} – кінцева підмножина дуг ефекторної зони, P_r, P_{d1}, P_{dn} – кінцева множина порогів збудження нейроподібних елементів ефекторної зони, що належать, наприклад, мовному інформаційному простору і простору дій, N_e – кінцева множина змінних коефіцієнтів зв'язності ефекторної зони.

Безумовні рефлекси й умовні рефлекси лежать в основі індивідуального досвіду, навчання, придбання знань інтелектуальною системою. Для всіх видів безумовного рефлексу характерний один загальний принцип: певний стимул викликає одну визначену реакцію. Типовий приклад безумовного рефлексу – відсмикування руки, що несподівано торкнулася до гарячого предмета (рис. 5).

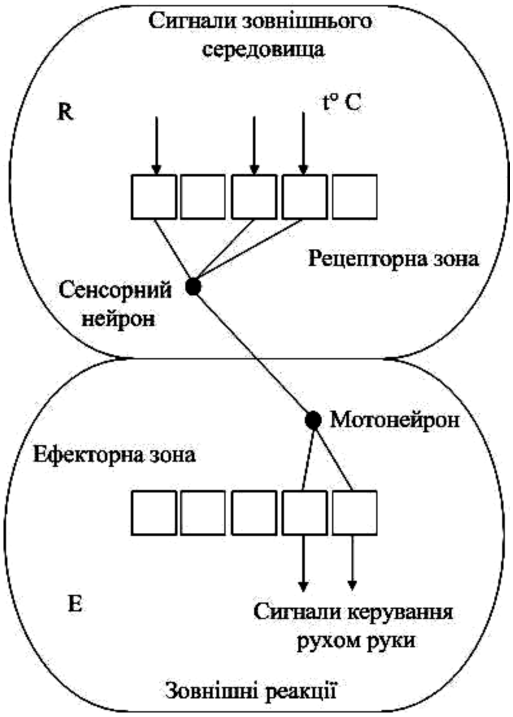


Рисунок 5 – Проста модель безумовного рефлексу на базі рецепторно-ефекторної нейроподібної зростаючої мережі

У багатовимірних зростаючих рецепторно-ефекторних нейроподібних мережах інформація про поняття, об'єкти та ситуації виглядає як ансамблі збуджених нейроподібних елементів і зв'язків між ними. Формується сукупність стійких зв'язків описуваного об'єкта, що забезпечують його цілісність і тотожність самому собі. Сприйняття описів об'єктів і ситуацій супроводжується введенням у мережу нових нейроподібних елементів і дуг при переході будь-якої групи рецепторів і нейроподібних елементів у стан збудження, тобто у процесі сприйняття інформації мережа перебудовує свою структуру, запам'ятовуючи, класифікуючи й узагальнюючи цю інформацію.

Рецепторно-ефекторні нейроподібні зростаючі мережі дозволяють при сприйнятті інформації формувати поведінку системи. У рецепторній зоні здійснюється накопичення та реорганізація вже існуючих моделей (нейронних ансамблів), адекватних умовам, що виникають у зовнішньому середовищі, а в ефекторній зоні виробляються, накопичуються і реорганізуються моделі дій, адекватних зовнішнім умовам, і таким чином здійснюється активна взаємодія з навколишнім середовищем.

У багатомірних рецепторно-ефекторних нейроподібних мережах вищеописані процеси відбуваються одночасно у всіх інформаційних просторах, запам'ятовуючи, класифікуючи і узагальнюючи сприйняту інформацію у візуальному, звуковому, тактильному й інших уявленнях. Бендлер і Гріндер помітили, що мислення доцільно розділити на окремі сенсорні модальності, що характеризують процеси обробки інформації різного роду. Коли людина внутрішньо обробляє інформацію, вона робить це візуально (зоровим чином), аудіально (по слуховому каналу), кінестетично і т.д.

Коли ви чуєте вимовлене слово, наприклад, «театр», ви можете уявити собі його значення, подумки побачити образи театральної сцени, декорацій, артистів, подумки почути музику, відчути хвилювання і збудження. Доступ до значення слова можливий по одному з цих п'яти сенсорних каналів, а також у будь-якій їх комбінації. Тому ці мережі можуть використовуватися для моделювання мислення (рис. 6).

Однак для того щоб ЕОМ могла на основі індивідуального досвіду здобувати знання, формувати прості і складні навички, уявлення, мову, свідомість і мислення, необхідно дати їй можливість формувати умовні рефлекси [3].

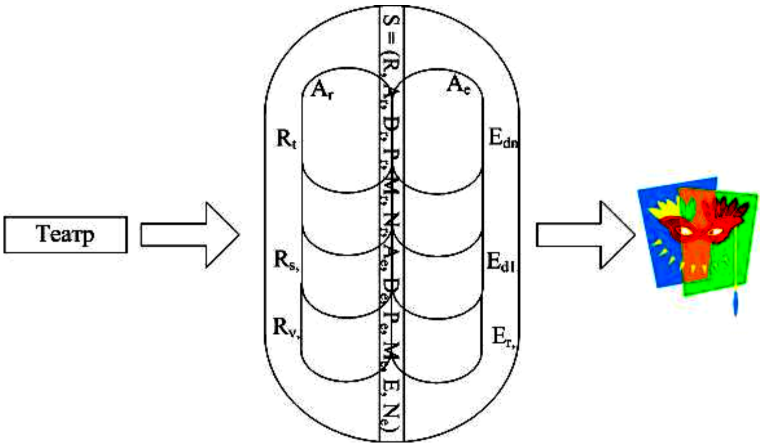


Рисунок 6 – Багатовимірна зростаюча рецепторно-ефекторна нейроподібна мережа

Висновки

У статті було оглянуто існуючі нейроподібні мережі та розглянуто нову концепцію створення штучного інтелекту на основі моделювання нейрофізіологічних властивостей мозку – безумовних та умовних рефлексів. Актуальність використання нейроподібних зростаючих мереж. Можливість моделювання «нервової діяльності» в інтелектуальних системах на базі нейроподібних зростаючих мереж.

Також хотілося б відзначити, що при моделюванні мислення в системах зі штучним інтелектом знання, що описують світ, в якому ці системи функціонують, проблема їхнього подання і використання – досить складна. Можливість подання різного роду знань та використання їх є важливою характеристикою оцінки перспективності використання нейроподібних зростаючих мереж для побудови систем зі штучним мисленням [9].

Література

1. Ященко В.А. Вторинні автоматизми в інтелектуальних системах / В.А Ященко // Искусственный интеллект. – 2005. – № 3. – С. 314-320.
2. Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе / А.А. Ежов, С.А. Шумский. – Москва : МИФИ, 1998. – 216 с.

3. Анил К. Джейн. Введение в искусственные нейронные сети / Джейн К. Анил, Мао Жианчанг, К.М. Моиуддин // Открытые системы. – 1997. – № 4. – С. 16-24.
4. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений / А.Б. Барский. – М. : Финансы и статистика, 2004. – 176 с.
5. Ященко В.А. Некоторые аспекты «нервной деятельности» интеллектуальных систем и роботов / В.А Ященко // Искусственный интеллект. – 2009. – № 4. – С. 504-511.
6. Сеченов И.М. Рефлексы головного мозга // Сеченов И.М., Павлов И.П., Введенский Н.Е. Физиология нервной системы : избранные труды. Вып. 1 / под общ. ред. академика К.М. Быкова / И.М. Сеченов. – Москва : Государственное издательство медицинской литературы, 1952. – С. 143-211.
7. Данилова Н.Н. Физиология высшей нервной деятельности / Н.Н. Данилова, А.Л. Крылова. – Ростов н/Д : «Феникс», 2005. – 478 с.
8. Щербатых Ю.В. Общая психология / Щербатых Ю.В. – Спб. : Питер, 2008. – 272 с.
9. Шевченко А.И. От искусственного интеллекта к искусственной личности / А.И. Шевченко, В.А. Ященко // Искусственный интеллект. – 2009. – № 3. – С. 492-505.
10. Шевченко А.И. Может ли компьютер мыслить? / А.И. Шевченко, В.А. Ященко // Искусственный интеллект. – 2005. – № 4. – С. 48-63.

Literatura

1. Jawenko V.A. Vtorinni avtomatizmi v intelektual'nih sistemah. – Iskusstvennyj intellekt, 2005. – № 3. – P. 314-320.
2. Shumskij S.A. Nejrokomp'juting i ego primenenie v jekonomike i biznese. – Moskva : MIFI. – 1998. – 216 p.
3. Anil K. Dzhejn, Zhianchang Mao, Moiuddin K.M. Vvedenie v iskusstvennye nejronnye seti – Otkrytye sistemy, 1997. – № 4. – P. 16-24.
4. Barskij A.B. Nejronnye seti: raspoznavanie, upravlenie, prinjatie reshenij. – M. : Finansy i statistika, 2004. – 176 p.
5. Jawenko V.A. Nekotorye aspekty «nervnoj dejatel'nosti» intellektual'nyh sistem i robotov. – Iskusstvennyj intellect, 2009. – № 4. – P. 504-511.
6. Sechenov I.M. Refleksy golovnogo mozga. Fiziologija nervnoj sistemy. Izbrannye trudy. Vypusk 1. Pod obwej redakciej akademika K.M. Bykova – Moskva: Gosudarstvennoe izdatel'stvo medicinskoj literatury, 1952. – P. 143-211.
7. Danilova N.N., Krilova A.L. Fiziologija vysshej nervnoj dejatel'nosti. – Rostov n/D: «Feniks», 2005. –478 p.
8. Werbatyh Ju.V. Obwaja psihologija. – Izd-vo Piter, 2008. – 272 p.
9. Shevchenko A.I., Jawenko V.A. Ot iskusstvennogo intellekta k iskusstvennoj lichnosti. – Iskusstvennyj intellect, 2009. – № 3. – P. 492-505.
10. Shevchenko A.I., Jawenko V.A. Mozhet li komp'juter myslit'? – Iskusstvennyj intellect, 2005. – № 4. – P. 48-63.

В.В. Полиновский, А.М. Короненко
Использование нейроподобных растущих сетей для моделирования «нервной деятельности» в интеллектуальных системах
В статье были рассмотрены существующие нейроподобные сети и рассмотрена новая концепция создания искусственного интеллекта на основе моделирования нейрофизиологических свойств мозга – безусловных и условных рефлексов. Для решения проблемы создания интеллектуальных систем, способных обучаться и решать интеллектуальные задачи в различных областях человеческой деятельности, лучше всего подходит новый класс нейронных сетей – нейроподобная растущая сеть. Автор предлагает новую концепцию создания систем искусственного интеллекта на основе моделирования нейрофизиологических свойств мозга с использованием нейроподобных растущих сетей. Нейроподобные растущие сети в процессе восприятия информации и обучения перестраивают свою структуру, и таким образом в них формируется внутренний (виртуальный) мир, адекватный физическому.

V.V. Polinovs'kij, A.M. Koronenko
Use Neurolire Growing Networks for Modeling «Nervous Activity» in Intelligent Systems
The article examined the existing neural networks and discussed the new concept of artificial intelligence-based modeling of neurophysiological properties of the brain – the unconditioned and conditioned reflexes. To solve the problem of creating intelligent systems that can learn and solve intellectual problems in various fields of human activity is best the new class of neural networks – neural growing network. The author proposes a new concept of artificial intelligence systems based on the modeling of the neurophysiological properties of the brain using neural growing networks. Neural growing networks in the process of perception and learning reorganizing its structure, and thus they formed an internal (virtual) world, an adequate physical.

Стаття надійшла до редакції 22.06.2011.